Iranian Food Science and Technology Research Journal
Vol. 14, No. 4, Oct- Nov 2018, p. 503-516

نشریه پژوهشهای علوم و صنایع غذایی ایران
جلد 14، شماره 4، مهر- آبان 1397، ص. 516-503

کاربرد تحلیل تصویر رقمی و تشخیص الگو در طبقه‌بندی روغن‌های خوراکی به کمک تغییرات رنگ در طی اکسایش اولیه و ثانویه

الگا عظیمی[1]- رضا فرهوش[2]- محبت محبی*[2]- مهدی سعادتمند طرزجان[4]

تاریخ دریافت: 1395/12/28
تاریخ پذیرش: 1396/09/28

چکیده

روغن‌ها مواد غذایی با ارزشی هستند که علاوه بر تأمین انرژی نقش مهمی در بقای سلامت دارند. بنابراین یافتن روش‌های تشخیص سریع کیفیت روغن‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. بینایی کامپیوتر یکی از فناوری‌های پرکاربرد و مقرون‌به‌صرفه در صنایع غذایی می‌باشد. هدف این مقاله معرفی روشی ساده و کم‌هزینه برای طبقه‌بندی روغن‌های گیاهی خوراکی (سویا، آفتاب‌گردان، کانولا، کنجد و زیتون) از یکدیگر و همچنین تشخیص سالم یا تند بودن آن‌ها به کمک روش‌های آماری چند متغیره (تحلیل تفکیک خطی و تحلیل مؤلفه اصلی) با توجه به نقطه دوریز بر اساس محصولات اولیه و ثانویه اکسایشی است. ویژگی‌های فیزیکوشیمیایی 77 نمونه روغن شامل عدد پراکسید و عدد کربونیل در دمای 80 درجه سانتی‌گراد موردسنجش قرار گرفت. برای طبقه‌بندی از شاخص رنگی L*a*b* استفاده گردید. مقایسه نتایج تحلیل تفکیک خطی نشان داد که تفکیک‌پذیری بین دو نوع روغن مختلف 100% است و تنها تفکیک بین یک نوع روغن در حالت‌های تند و سالم منجر به کاهش دقت در حدود 97% شده است. همچنین بررسی کلی و هم‌زمان نمونه‌های روغن در هر دو حالت سالم و تندشده توسط دوطبقه بند LDA و PCA نشان داد که طبقه‌بندی هر روغن به‌تنهایی بیشترین دقت (100%) را دارد و نتایج بررسی چندین نوع روغن متفاوت دقت کمتری (98% و 96%) را دارا می‌باشد، اما در عمل نتایج این طبقه‌بندی با توجه به گستره رنگی متنوع روغن‌های گیاهی در حد قابل‌قبول است و طبقه‌بند تحلیل تفکیک خطی در حدود 40% نسبت به طبقه‌بند تحلیل مؤلفه اصلی در این مطالعه موفق‌تر عمل کرد.

واژه‌های کلیدی: فضای رنگی L*a*b*، تحلیل مؤلفه اصلی، تحلیل تفکیک خطی، اکسایش.

مقدمه

روغن‌های زیتون، آفتابگردان، سویا، کانولا و کنجد از گروه روغن های گیاهی خوراکی هستند. برخلاف روغن های حیوانی که عمدتاً اشباع هستند، روغن های گیاهی حساسیت بیشتری نسبت به واکنش‌های اکسایشی نشان می‌دهند بنابراین امروزه روغن‌های گیاهی به دلیل آثار مفیدی نظیر کاهش کلسترول خون بیشتر موردتوجه و در رژیم غذایی قرارگرفته‌اند (Matalgyto & Al-Khalifa, 1998). یکی از واکنش‌های بنیادی در شیمی لیپیدها، اکسایش اسیدهای چرب آن توسط رادیکال‌های آزاد است (Hras *et al.*, 2000)، که باعث ایجاد تخریب در کیفیت می‌شود. طی واکنش‌های خوداکسایش یکسری از ترکیبات تشکیل می‌شوند که باعث بدطعمی، رنسیدیتی و کاهش ارزش تغذیه‌ای محصول و در نهایت عدم پذیرش توسط مصرف‌کننده می‌شود (گومز النسو و همکاران، 2004; فرهوش و همکاران، 2008). بنابراین یافتن روش‌های سریع شناسایی شروع اکسایش محصولات اولیه و ثانویه اکسایشی حائز اهمیت است. همچنین، کنترل کیفیت مناسب برای اطمینان از توزیع محصولات در شرایط ویژه به مصرف‌کنندگان نهایی موردنیاز است.

در بین ویژگی‌های کیفی روغن‌ها خوراکی، پایداری اکسایشی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. پایداری اکسایشی را می‌توان مقاومت روغن‌ها تحت شرایط تعریف‌شده و فساد ناشی از آن‌که باعث تولید طعم و بوی نامطلوب می‌شود تعریف کرد. پایداری اکسایشی عبارت از مدت‌زمان لازم برای رسیدن به نقطه‌ای است که در آن یکی از کمیت‌های اکسایشی مانند عدد پراکسید یا عدد کربونیل پس از طی

1 و 2- به‌ترتیب دانشجوی دکتری و استاد، گروه علوم و صنایع غذایی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد.
3- استادیار، گروه برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد.
(*مسئول مکاتبات: Email: m-mohebbi@um.ac.ir)
DOI: 10.22067/ifstrj.v1396i0.63375

نمودن روند افزایشی خود، به‌طور ناگهانی افـزایش مـی‌یابـد کـه بـه مدت‌زمان لازم برای رسیدن بـه ایـن نقطـه، دوره القاء[1] مـی‌گوینـد (Frankel, 1998).

هیدروپراکسیدها عبارت از محصولات اولیه اکسـایش لیپیـدی و ترکیبات ناپایداری هستند که بلافاصله پس از تشکیل به محصولات ثانویه اکسایش لیپیدی تجزیه مـی¬شـوند. عـدد پراکسـید شـاخص ترکیبات اولیه اکسایش لیپیدی است و عدد کربونیل شاخص ترکیبات ثانویه اکسایش لیپیدی است که از تجزیه هیدروپراکسیدها بـه وجـود می¬آیند. کربونیل ها (آلدئیدها و کتونها) ازجمله مهمترین ترکیبـات ثانویه اکسایش لیپیدی به‌شمار می¬روند و حـائز بیشـترین پایـداری نسبت به ترکیبات هیدروپراکسـیدی بـوده، معیـار خـوبی از تغییـرات اکسایشی چربیها و روغـن‌هـای خـوراکی طـی فرآینـدهای حرارتـی می¬باشند. روند تغییرات عدد پراکسید و عدد کربونیل طی اکسایش لیپیدی افزایشی است که پس از رسیدن به حداکثر مقدار خود، روندی نزولی از خود نشان می¬دهند (فرانکل، 1998; فرهوش و همکاران، 2008).

در پژوهش‌های متعددی بـه اسـتفاده از کرومـاتوگرافی گـازی، کروماتوگرافی مـایع و رزونـانس مغناطیسـی هسـته[2]، تبـدیل فوریـه مادون‌قرمز[3]، کالریمتری موج مربعی[4]، کالریمتری افتراقی و آزمون‌های بررسی پایداری اکسایشـی در کنتـرل کیفیـت روغـن‌هـای گیـاهی پرداخته‌شده است، اما بیشتر این روش‌هـا بسـیار پیچیـده، پرهزینـه و زمـان‌بـر هسـتند (Milanez & Pontes, 2014; Vlachos *et al*, 2006; Chiavaro *et al*, 2008; Farhoosh & Hoseini, 2013). به‌منظور ارزیابی دقیق از سطح ماده غـذایی و کنتـرل کیفیـت آن در اختیار داشتن اطلاعـات تـصویری از تمـــام نقـــاط سـطح ضـروری است. دستگاه‌های رنـگ‌سـنجی نظیـر هانترلـب و مینولتـــا کـــه در حال حاضر در بازار موجود می‌باشند تنها قادر به اندازه‌گیری L*a*b* رنـــگ در ســـطح محـــدودی می‌باشند، بـه همـین دلیـل اســتفاده از آن‌ها به‌منظور اندازه‌گیری نقطه به نقطه به‌منظور به‌دســـت آوردن پراکندگی رنگ بسیار زمان‌بر است. دستگاه‌های رنـگ‌سـنجی موجود جهت اندازه‌گیری رنـگ به‌خصوص برای نمونـه‌هـای همگـن بکـــار می‌روند (Technical Services., 2001) اما به دلیل هزینـه بـالای این دستگاه‌ها استفاده از روش‌های کم‌هزینه‌تر و سـریع‌تـر موردنیـاز است.

در سال‌های اخیر تصویربرداری دیجیتالی برای اندازه‌گیری رنـگ مواد غذایی اهمیت بیشتری پیداکرده است زیرا تکنیکی اسـت کـه بـا استفاده از یک دوربین دیجیتـال و یـک نرم‌افـزار پـردازش تـــصویر، امکـان انجام سریع، بدون ضرر و کم‌هزینـه‌ای در خصـوص ارزیـابی رنگ و بافت تصویر مواد غذایی را فراهم مـی‌کنـد. در واقـع گسـتره وسیعی از دوربین‌های دیجیتالی و تجهیزات دیجیتالی موجب افزایش تعداد مقالات چاپ‌شده در این زمینه شده است که در آن‌ها از وب کم (Tôrres, 2004)، اسکنر (Dalen, 2011)، موبایل (Kong & Tan, 2012) و دوربین‌هـای دیجیتـالی بـرای کنتـرل کیفیـت تعـدادی از نمونه‌های مواد غذایی استفاده شـده اسـت. همچنـین یکـی دیگـر از شاخص‌های مثبت استفاده از تصویر دیجیتالی برای کنترل کیفیت مواد غذایی این است که تصویر دیجیتالی جایگزین سیستم بینایی انسـان می‌شود که اغلب برای این‌گونه آنالیزها از کارت‌های اسـتاندارد رنگی و دستگاه‌های آزمون رنگ استفاده می‌شود که استفاده از این روش‌ها وابـسته بـه شخص ارزیاب، زمان‌بر و هزینه‌بـر اسـت (Milanez & Antonelli, 2004;Zhang,1998 Pontes, 2014).

اسـتفاده از سیـــستم بینـــائی کـــامپیوتری عـلاوه بـر مزایـای دستگاه‌های رنـگ‌سـنجی مرسـوم بـه دلیـل انجـام بررسی نقطه‌ای کـه شـامل گروه کوچکی از پیکسل‌ها است، جهت بررسی جزئیات و تشخیص نقص‌ها مناسب بوده، امکـان بررسـی کلـی سـطح مـاده غذایی به‌منظور ارزیـابی یکنـواختی محـصول را فـراهم مـی‌کنـد. از دیگر مزایای این روش این است کـه مـی‌توانـد بـه‌صـورت پـردازش هم‌زمان جهت کنتـرل فرآینـدها بـه‌کـار رود (Du & Sun, 2005; Mery & Pedreschi, 2005; Tanska, 2005; Zhou, 2004).

رنگ ازجمله ویژگی‌های مهم روغن‌هـا اسـت و مـی‌تـوان از آن به عنوان راهنما در تصفیه روغن‌های خوراکی و نیـز وضـعیت کیفـی روغن‌های سرخ‌کردنی بهـره جسـت (Belbin, 1993). مـدل رنگـی L*a*b* مرکب از مؤلفه L* (روشنی) با محدوده صفر (سیاه) تا 100 (سفید)، مؤلفه a* (قرمزی) نامحدود با طیف رنگی سبز (مقادیر منفی) تا قرمز (مقادیر مثبت) و مؤلفه b* (زردی) با طیف رنگی آبی (مقادیر منفی) تا زرد (مقادیر مثبت) اسـت. در اکثـر مـوارد در پـژوهش‌هـای صـنایع غـذایی از ایـن فضـای رنگـی اسـتفاده مـی‌شـود (Kit & Spyridon, 2004; Fengxia & Zhanming, 2001).

از کاربردهای تصاویر می‌توان به درجه‌بندی و طبقه‌بندی نمونـه چای سبز و سیاه با توجه به منشأ جغرافیایی با استفاده از تصویربرداری دیجیتالی و تجزیه‌وتحلیل تفکیک خطی اشاره کـرد (Diniz *et al*., 2012).

در مطالعه‌ای دیگر محققان روشی را برای رنگ‌سـنجی میگـوی خشک‌شده و پیش‌بینی میزان رطوبت در نمونه‌ها با استفاده از ماشین بینایی ارائه کردند. در این مطالعه مدل‌سازی به روش شـبکه عصـبی مصنوعی و با استفاده از مؤلفه فضاهای رنگی RGB وL*a*b* برای پیش‌بینی میزان رطوبت نمونه‌ها استفاده شـد و ضـریب همبسـتگی بالای خروجی مدل شبکه عصبی نشان‌دهنده کارایی مناسب این مدل

1 Induced period

2 Nuclear magnetic Resonance

3 Fourier transform infrared

4 Square wave voltammetry

برای پیش‌بینی میزان رطوبت بود (Mohebbi *et al*, 2009).

امروزه با توسعه فناوری و نیاز روزافزون سرعت به‌طور گسترده‌ای از طبقه‌بندی‌کننده‌ها به‌منظور طبقه‌بندی داده‌ها و ارزیابی کیفی محصولات استفاده می‌شود. در تحقیقات مختلف، از روش‌های تشخیص الگو برای تمیز دادن و یا طبقه‌بندی نمونه‌های مختلف غذایی استفاده شده است (Diniz *et al*, 2012; Godinho *et al*, 2008; Mendoza *et al*, 2007).

در مطالعه‌ای توسط Milanez و Pontes (2014) روغن‌های خوراکی گیاهی با استفاده از تصاویر دیجیتالی و تکنیک های شناسایی الگو (LDA و SPA) با توجه به نوع و سالم و تند بودن طبقه‌بندی شدند. برخلاف روش‌های پیچیده و زمان‌بر، این روش روشی کم‌هزینه و با سرعت بالا است. نتایج نشان داد که روش ارائه‌شده یک جایگزین امیدوارکننده برای طبقه بندی روغن‌های گیاهی خوراکی است.

Fojlaley (2012) طبقه‌بندی تصاویر برای کنترل خودکار کیفیت گوجه‌فرنگی را با استفاده از SVM, LQV[1] و MLP[2] مورد بررسی قراردادند. ابتدا تصاویری توسط دوربین دیجیتالی گرفته شد و سپس عملیات حذف نویز و بهبود کنتراست بر روی تصاویر صورت پذیرفت. سپس مهم‌ترین مرحله که استخراج ویژگی از تصاویر گوجه‌فرنگی است، انجام گرفت. ویژگی‌های به‌دست‌آمده به طبقه‌بندی‌کننده‌های متفاوت داده شد و نتایج به‌دست‌آمده مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که SVM از روش‌های دیگر بهتر عمل می‌کند.

Godinho و همکاران (2008) کاربرد تجزیه‌وتحلیل مؤلفه‌های اصلی را با هدف داشتن نمودار هیستوگرام کانال‌های تصویر رنگی (RGB) به‌منظور تفکیک 89 مارک گوارانا، کولا و طعم پرتقال انجام دادند. نتایج نشان داد که برای هر گروه از نمونه‌ها بر اساس هیستوگرام رنگ طرح‌های متفاوتی بر روی محور مؤلفه اصلی وجود دارد.

هرچند تاکنون مطالعات فراوانی درزمینه پردازش تصویر و طبقه‌بندی در خصوص مواد غذایی انجام‌شده است اما مطالعات مربوط به طبقه‌بندی روغن‌های گیاهی خوراکی بر اساس پردازش تصویر بسیار محدود بوده است و ازآنجاکه کیفیت روغن‌ها برای سلامتی بسیار حائز اهمیت است. هدف از انجام این مطالعه، ارائه یک مدل معتبر، کم‌هزینه و دوستدار محیط زیست برای طبقه‌بندی روغن‌های گیاهی خوراکی (سویا، آفتاب‌گردان، کانولا، کنجد و زیتون) از یکدیگر و همچنین تشخیص سالم یا تند بودن آن‌ها با توجه به نقطه دوریز بر اساس محصولات اولیه و ثانویه اکسایشی است. در این مطالعه شاخص رنگی L*a*b* و روش‌های شناسایی الگو شامل طبقه‌بند تحلیل تفکیک خطی و تحلیل مؤلفه اصلی به‌جای استفاده از آزمون‌های شیمیایی و مواد شیمیایی مضرر برای محیط زیست استفاده می‌شود و در پایان دقت نتایج طبقه‌بندی‌ها توسط معیارهای ارزیابی حساسیت و ویژگی مورد مقایسه قرار می‌گیرند.

1 Learning vector quantization

2 Multilayer perceptron

مواد و روش‌ها

تعداد کلی نمونه‌های 77 عددی شامل نمونه‌های روغن‌زیتون، کنجد، سویا، کانولا و آفتابگردان بود که از برندهای متفاوت از بازار محلی خریداری شدند. مواد مورداستفاده در این مطالعه شامل هیدروکسید پتاسیم، متانول، اسیدکلریدریک غلیظ، سولفات سدیم بدون آب، اسیدسولفوریک غلیظ، کروفرم، کربنات سدیم، تیوسیونات آمونیوم، کلرید آهن II، سولفات آهن هفت آبه، کلرید باریم دو آبه، 2-پروپانول، بوروهیدرید سدیم، دی نیترو فنیل هیدرازین بود که با درجه آنالیتیکال و خلوص بالا از شرکت‌های مرک و شارلو خریداری شدند.

آزمون شال آون

این آزمون به آزمون آون نیز شهرت دارد. نمونه‌ها در دمای 80 درجه سانتی‌گراد تا لحظه رسیدن به نقطه پایانی بر مبنای آزمون‌های کربونیل و پراکسید قرارگرفته، عدد پراکسید و عدد کربونیل در فواصل زمانی دوازده ساعته در سه تکرار اندازه‌گیری شدند (Frankel, 1998).

اندازه‌گیری عدد پراکسید

اندیس پراکسید توسط روش اسپکتروفتومتری در طول‌موج 500 نانومتر اندازه‌گیری شد:

$$PV = \frac{(As - Ab) \times m}{55.84 \times W \times 2} \qquad (1)$$

که A_s میزان جذب نمونه، A_b میزان جذب شاهد در طول‌موج 500 نانومتر، m شیب به‌دست‌آمده از منحنی کالیبراسیون و W وزن نمونه روغن است (Shantha & Decker, 1994).

اندازه‌گیری عدد کربونیل

میزان ترکیبات کربونیل کل به روش اسپکتروفتومتری و استفاده از واکنشگر 2 و 4- دی نیترو فنیل هیدرازین تعیین می‌شود. مشتقات رنگی حاصل در طول‌موج 420 نانومتر در مقابل شاهدی که همه مواد شیمیایی موردنظر به‌جز استاندارد و نمونه موردنظر را دارا بود خوانده شد (Frankel, 1998)، مقدار عدد کربونیل از فرمول 3-14 محاسبه شد:

$$CV = \frac{A - 0.306752}{100 \times W \times M} \quad (2)$$

که A جذب نمونه در طول‌موج 420 نانومتر، W وزن نمونه به گرم، CV عدد کربونیل بر اساس میکروگرم بر مول و M شیب منحنی استاندارد است (Endo *et al*., 2001).

تصویرگیری

20 میلی‌لیتر نمونه روغن داخل بشر ریخته شده و تصویرگیری با فواصل زمانی دوساعته به کمک دوربین cannon مدل Canon) (EOS 1000D انجام شد. برای تصویرگیری از اتاقکی که دیواره‌های آن با پارچه مشکی پوشیده بود، استفاده شد تا بازتاب نور در فضا ایجاد نشود و از ایجاد نوسان در تصویرگری جلوگیری گردد. برای ایجاد نور از هشت لامپ فلوئورسنت استفاده شد. دوربین در فاصله 20 سانتی‌متری نمونه‌ها و موازی با آن‌ها روی پایه ثابت بود. تصویرگیری با نرم‌افزار Zoombrower EX 0.5 انجام گرفت. تصویرگیری در حالت M دوربین انجام شد در این حالت امکان تنظیم سرعت شاتر و پارامترهای ودافراگمIso Speed وجود دارد (جدول 1). از نمونه‌های روغن، تصاویری در اندازه 3888×2592 پیکسل گرفته شدند و عکس‌ها به فرمتJPEG و در فضای رنگی sRGB ذخیره شدند. درنهایت 77 تصویر از نمونه‌های مختلف روغن قبل از حرارت‌دهی و 77 تصویر بعد از رسیدن به نقطه فساد بر اساس عدد پراکسید و 77 تصویر بعد از رسیدن به نقطه فساد بر اساس عدد کربونیل برای طبقه‌بندی انتخاب شدند.

جدول1- مشخصات دوربین تصویربرداری

فلاش	خاموش
زوم	روشن
Iso speed	100
اولویت دیافراگم	F / 20
سرعت شاتر	0/6 ثانیه

تبدیل فضای رنگی

پردازش تصاویر 231 عدد تصویر با استفاده از نرم‌افزار فتوشاپ (Adobe Photoshop 7.0.1) انجام گرفت. یک ناحیه مشخص از هر تصویر برای تمامی آنالیزها حفظ شد و تنها از این بخش انتخابی برای تبدیل شاخص‌های رنگی استفاده شد. پس از انتقال تصاویر به رایانه، مختصات رنگی آن‌ها با نرم‌افزار Image j (Version: 1.4.3.67) به فضای رنگی L*a*b* تبدیل شد و سپس شاخص‌های رنگی استخراج و ذخیره گردید و برای شناسایی و طبقه‌بندی استفاده شدند. نمونه برخی از تصاویر گرفته‌شده در شکل 1 نشان داده‌شده است.

طبقه‌بندی

مرحله طبقه بندی یا مرحله شناسایی، روشی برای آنالیز کیفی تصویر بر مبنای اندازه‌گیری ویژگی‌ها با استفاده از آمار، احتمال و ویژگی‌های هندسی و طراحی الگوریتم‌ها می‌باشد (Zhang, 2014) که در این مطالعه همه مراحل طبقه‌بندی داده‌ها در محیط برنامه‌نویسی (MATLAB (R2013 و با استفاده از یک کامپیوتر شخصی (PC) انجام‌شده است.

مبانی تجزیه و تحلیل تفکیک خطی

تجزیه و تحلیل تفکیک خطی روشی آماری است که در یادگیری ماشین و شناسایی الگو برای پیدا کردن ترکیب خطی خصوصیاتی که به بهترین صورت دو یا چند کلاس از اشیا را از هم جدا می‌کند، استفاده می‌شود. در تحلیل تفکیک خطی، تفاوت کلاس‌ها مدل‌سازی می‌شود و همچنین LDA سعی در مدل‌سازی تفاوت بین کلاس‌های مختلف داده‌ها دارد (Perriere & Thioulouse, 2003; Abdi, 2007). تحلیل تفکیک خطی یکی از روش‌های کاهش ابعاد است و هدف آن کاهش ابعاد ضمن حفظ اطلاعات تبعیض‌آمیز کلاس‌ها تا حد ممکن و جداسازی کلاس‌ها به بهترین وجه ممکن است (Martinez & Kak, 2001).

در این مقاله به‌منظور طبقه‌بندی روغن‌ها از 3 ویژگی رنگی در فضای L*a*b* استفاده گردید و از روش طبقه‌بندی چند کلاسه تحلیل تفکیک خطی (C-Class) بر مبنای ویژگی‌های استخراجی به‌عنوان ورودی مدل طبقه بند استفاده شد. زمانی که از طبقه‌بندی چند کلاسه استفاده می‌شود، به دنبال طرح C-1 هستیم $[Y_1, Y_2, \ldots, Y_{C-1}]$ ...با استفاده از بردار w_i و بردارهای طرح (C-1). W_i به‌صورت W = [w1|w2|…|wC-1] مرتب می‌شود به‌طوری‌که:

$$y_i = w_i^T x \qquad y = w^T x \quad (3)$$

زمانی که

$$x_{m.1} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_m \end{bmatrix}, \quad y_{C-1.1} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_{C-1} \end{bmatrix}$$
$$W_{m.C-1} = [w_1| \quad w_2| \quad \ldots \quad |w_{C-1}] \quad (4)$$

اگر n بردار ویژگی داشته باشیم می‌توانیم آن‌ها در یک ماتریس مانند زیر پشت سر هم قرار دهیم، به شرح زیر:

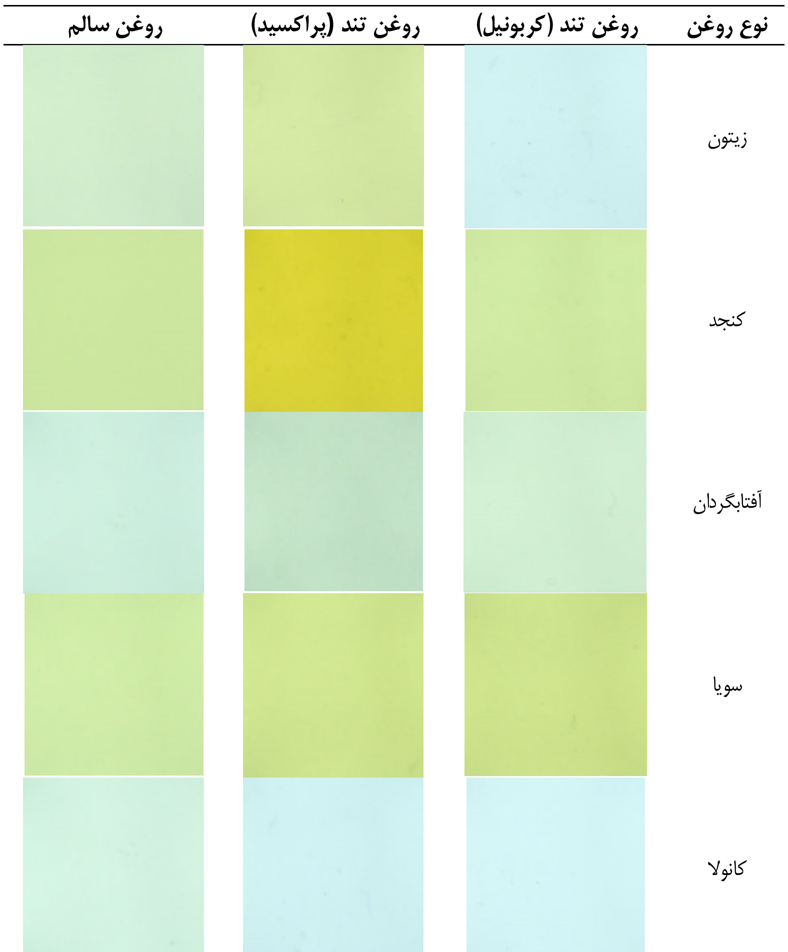
$$y = w^T x$$
$$X_{m.n} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & . & x_1^n \\ . & . & . & . \\ x_m^1 & x_m^2 & . & x_m^n \end{bmatrix}$$
$$Y_{C-1.n} = \begin{bmatrix} y_1^1 & y_1^2 & . & y_1^n \\ . & . & . & . \\ y_{C-1}^1 & y_{C-1}^2 & . & y_{C-1}^n \end{bmatrix}$$

و

$$W_{m.C-1} = [w_1| \quad w_2| \quad .... \quad |w_{C-1}\,] \qquad (5)$$

فیشر افزایش یک تابع را که اختلاف بین میانگین‌ها می‌باشد را ارائه می‌دهد که توسط اندازه تغییرپذیری بین کلاس‌ها یا به‌اصطلاح اسکتر نرمال می‌شود. برای هر کلاس یک اسکتر تعریف می‌شود، معادل واریانس و در نهایت اندازه‌گیری جمع اسکتر های کلاس‌ها، اسکتر درون کلاسی نامیده می‌شود.

شکل 1- نمونه برخی از تصاویر گرفته‌شده از روغن‌ها در دو حالت سالم و تندشده در هر دونقطه القا پراکسید و کربونیل.



برای یافتن طرح بهینه *w نیاز به J(W) به‌عنوان یک تابع صریح از w است. به‌طور مشابه تفاوت بین میانگین‌های طرح‌شده (در فضای Y) می‌تواند در عبارت میانگین‌ها در فضای ویژگی اصلی (در فضای X) بیان شود.

ماتریس S_B اسکتر بین کلاسی[1] نمونه‌های اصلی/ بردار ویژگی نامیده می‌شود، درحالی‌که S_B اسکتر بین کلاسی نمونه‌های y طرح شده می‌باشد. در C کلاس اسکتر بین کلاسی با توجه به میانگین همه کلاس‌ها اندازه‌گیری می‌شود رابطه (6):

$$S_B = \sum_{i=1}^{C} N_i(\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \qquad (6)$$

زمانی که

$$\mu = \frac{1}{N}\sum_{\forall x} x = \frac{1}{N}\sum_{\forall x} N_i \mu_i \quad و \quad \mu_i \; \frac{1}{N_i} \qquad (7)$$

بردارهای میانگین برای نمونه‌های yطرح‌شده به‌صورت زیر خواهد بود:

$$\tilde{\mu}_i = \frac{1}{N_i}\sum_{y\in x_i} y \qquad و \qquad \tilde{\mu} = \frac{1}{N_i}\sum_{\forall y} y \qquad (8)$$

درحالی‌که ماتریس اسکتر برای نمونه‌های y طرح‌شده به‌صورت زیر خواهد بود:

[1] Between Class Scatter

$$\tilde{S}_W = \sum_{i=1}^{C} \tilde{S}_i = \sum_{i=1}^{C} \sum_{y \in w_i} (y - \tilde{\mu}_i)(y - \tilde{\mu}_i)^T$$

$$\tilde{S}_B = \sum_{i=1}^{C} N_i(\tilde{\mu}_i - \tilde{\mu})(\tilde{\mu}_i - \tilde{\mu})^T$$

و در نهایت،

$$\tilde{S}_W = W^T S_W \quad (9)$$

$$\tilde{S}_B = W^T S_B W \quad (10)$$

ما به دنبال طرحی هستیم که نسبت اسکتر بین کلاسی و درون کلاسی را افزایش دهد. ازآنجاییکه طرح‌ریزی دیگر یک اسکالر نیست، سپس با استفاده از تعین ماتریس‌های اسکتر یک تابع هدف اسکالر به دست می‌آید:

$$J(W) = \frac{|\tilde{S}_B|}{|\tilde{S}_W|} = \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} \quad (11)$$

و به دنبال W* که نسبت را ماکزیمم می‌کند.

J (W) ماکزیمم با توجه به تمایز W و معادل صفر قرار دادن آن به دست می‌آید.

برای طبق بندی چند کلاسی C-Classes، ازاین‌رو می‌توان مقادیر ویژه را به‌صورت زیر تعمیم داد:

$$S_W^{-1} S_B w_i = \lambda_i w_i \quad (12)$$

زمانی که

$$\lambda_i = J(w_i) = Scalar \quad و \quad i = 1, 2, \dots, C-1$$

بنابراین ماتریس بهینه W* مرتبط با بردارهای ویژه[1] است که مربوط به بزرگ‌ترین مقادیر ویژه[2] می‌باشد.

$$S_W^{-1} S_B w^* = \lambda w^* \quad (13)$$

$$\lambda = J(w^*) = Scalar \quad و \quad W^* = [w_1^* | \; w_2^* | \; \; | w_{C-1}^*]$$

بزرگ‌ترین مقدار ویژه تفکیک‌کننده بهتری برای داده‌ها می‌باشد و باعث کمترین همپوشانی در آن‌ها می‌شود.

مبانی تحلیل مؤلفه‌های اصلی

تحلیل عناصر اصلی یا PCA بر اساس کارهای پیرسن و هاتلینگ پایه‌گذاری شده است. یکی از اهداف انجام PCA پیدا کردن گروه‌های کوچک‌تری از متغیرهای اساسی است که بتوانند داده‌ها را توصیف کنند. برای انجام این کار، باید چند عنصر اصلی اول بتوانند پراکندگی زیادی از داده های اولیه را تشکیل دهند. کم کردن ابعاد داده‌ها به دلایل متعدد اهمیت ویژه‌ای دارد؛ البته نمایش داده‌ها در ابعاد کوچک‌تر لزوماً به معنی رسیدن به داده‌های قابل تفسیر نیست.

آنالیز مؤلفه اصلی یک تبدیل خطی مانند y=w.x است که در آن $x \in R^n$ و $y \in R^m$ و w ماتریس تبدیل از مرتبه m*n است. ویژگی این تبدل این است که ازنظر حفظ حداکثر اطلاعات درداده ها بهینه است و جهت آن در جهتی است که حداکثر پراکندگی در داده‌ها را داشته باشیم.

فرض کنید مجموعه داده $D = \{x^i | x^i \in R^n\}$ وجود دارد که به‌صورت ماتریس X_{N*n} قابل نمایش است. در این ماتریس N تعداد داده‌ها و n بعد هر داده است.

ابتدا داده‌ها نرمال‌سازی می‌شود به این دلیل که ممکن است دامنه یک ویژگی بسیار بیشتر از ویژگی دیگر باشد و کل نتیجه را تحت تأثیر قرار دهد. برای این کار داده‌ها به‌صورت زیر نرمال‌سازی می‌شوند.

$$X^{new} = \frac{X^{old} - min}{\max - min} \quad (14)$$

سپس ماتریس کوواریانس محاسبه می‌شود برای این منظور میانگین هر بعد داده به‌صورت $\mu_j = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} X_j^i$, j=1,2,…,n به‌دست می‌آید و بردار میانگین را به‌صورت زیر تعریف می‌کنیم.

$$\mu = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n]$$

واریانس هر بعد به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}\left(X_j^i - \mu_j\right)\left(X_j^i - \mu_j\right)^T, \; j = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

درنهایت ماتریس کواریانس، یک ماتریس n*n است که به‌صورت زیر به دست می‌آید:

$$\mathrm{cov} = \left[\sigma_{ij}^2\right]_{n*n} \quad (16)$$

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{N-1}\sum_{k=1}^{N}\left(X_i^k - \mu_i\right)\left(X_j^k - \mu_j\right)^T \quad (17)$$

مقادیر ویژه و بردارهای ویژه متناظر با ماتریس کواریانس مرحله قبل محاسبه می‌شود. مقدار ویژه[3] و بردار ویژه[4]: ماتریس مربعی X از مرتبه n*n را در نظر بگیرید. بردار V از مرتبه 1*n و مقدار λ∈ R را به ترتیب بردار ویژه و مقدار ویژه‌ماتریس X در نظر گرفته می‌شود اگر و تنها اگر در رابطه زیر صدق کنند:

$$XV = \lambda V \rightarrow (X - \lambda I)V = 0 \rightarrow \det(X - \lambda I) = 0 \rightarrow \begin{cases} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n \\ V_1, V_2, \dots, V_n \end{cases} \quad (18)$$

بر اساس رابطه بالا مقادیر ویژه λ و بردارهای ویژه V به‌دست می‌آیند. اگر فرض کنیم که مقادیر ویژه و بردارهای ویژه متناظر به‌صورت زیر باشند (باید مقادیر ویژه به‌صورت نزولی مرتب شوند).

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0$$

$$V_1 \;,\; V_2 \;, \dots \;, V_n$$

ماتریس w را به‌صورت زیر تشکیل می‌شود.

1 Eigen Vector

2 Eigen Value

3 eigen value

4 eigen vector

$$w=\begin{pmatrix} V_1^T \\ V_2^T \\ \cdots \\ .. \\ V_m^T \end{pmatrix}_{m*n} \quad (19)$$

درنهایت داده کاهش بعد یافته به‌صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$Y = X.W^T \quad (20)$$

معیارهای ارزیابی

به‌منظور ارزیابی کمی نتایج بخش‌بندی از سه معیار حساسیت، ویژگی و دقت استفاده شده است. معیارهای ارزیابی حساسیت، ویژگی و دقت مطابق روابط زیر محاسبه می‌شوند:

Sensitivity=(true positive)/(true positive+false negative) = TP/(TP+FN) (21)

Specificity=(true negative)/(true negative+false positive)=TN/(FP+TN) (22)

Accuracy=(true positive+true negative)/(total population) (23)

که TP یا مثبت صحیح برابر با آن تعداد نمونه‌هایی است که به‌درستی تشخیص داده‌شده‌اند.

FP یا مثبت کاذب برابر با آن تعداد نمونه‌هایی است که به‌اشتباه صحیح تشخیص داده‌شده‌اند.

همچنین به روش مشابه، FN یا منفی کاذب نیز بیانگر آن تعداد نمونه‌هایی است که به‌اشتباه تشخیص داده‌شده‌اند.

TN یا منفی کاذب نیز بیانگر آن تعداد نمونه‌هایی است که به‌درستی تشخیص داده‌شده‌اند.

نتایج و بحث

این مطالعه با دو هدف طبقه‌بندی 5 نوع روغن (زیتون، کنجد، سویا، کانولا و آفتابگردان) از یکدیگر و تشخیص روغن‌های سالم از تندشده توسط تصویربرداری دیجیتالی و روش‌های شناسایی الگو و شیمی سنجی انجام شد.

نتایج آزمون‌های فیزیکوشیمیایی

در ابتدا نقطه دورریز این روغن‌ها توسط آزمون‌های فیزیکوشیمیایی بررسی و صحت آن تائید شد. در این مطالعه از دستگاه آون به‌منظور افزایش سرعت اکسایش پنج نوع روغن موردنظر استفاده شد و آزمون‌های فیزیکوشیمیایی مورد بررسی برای اکسایش اولیه و ثانویه شامل عدد پراکسید و عدد کربونیل در فواصل زمانی دو ساعته انجام شد. سپس با توجه به دوره القاء به‌دست‌آمده برای هر نوع روغن، تصویر گرفته‌شده در آن زمان به‌عنوان مبنا فساد در نظر گرفته شد، روند تغییرات عدد پراکسید (mequiv/kg) و عدد کربونیل (µmol/g) روغن سویا طی فرآیند حرارتی در شکل 2 نشان داده‌شده است.

جدول 2 نتایج شاخص‌های رنگی و آزمون‌های فیزیکوشیمیایی برخی نمونه‌های روغن را نشان می‌دهد. همان‌طور که در جدول 2 قابل‌مشاهده است عدد پراکسید روغن‌ها از مقدار اولیه طی حرارت دهی به مقادیر زیتون 31/54، کانولا 8/63، کنجد 16/43، آفتابگردان 12/13 و درنهایت سویا 13/67 (میلی‌اکی‌والان گرم اکسیژن بر کیلوگرم روغن) افزایش یافت، نتایج مربوط به آزمون عدد کربونیل نیز نشان‌دهنده افزایش عدد کربونیل در نمونه‌ها است که در جدول 2 قابل‌مشاهده است. برای تمام 77 نمونه روغن موردمطالعه تمامی آزمون‌های فیزیکوشیمیایی (PV و CV) انجام‌شده و نتایج نشان داد که هر روغن دارای عدد پراکسید و عدد کربونیل متفاوتی هست درحالی‌که میانگین اعداد پراکسید و اعداد کربونیل هر نوع روغن با نوع دیگر متفاوت است. جدول 2 شاخص‌های رنگی L*a*b* را نیز قبل و بعد از حرارت‌دهی نشان می‌دهد و همچنین با توجه به جدول، مقادیر L*a*b* در نقطه القا پراکسید و کربونیل قابل‌مشاهده است. از نتایج چنین استناد می‌شود که رنگ‌روغن‌ها طی اکسایش تغییر می‌کند و از آنجاکه روغن‌ها توانایی متفاوتی نسبت به تند شدن دارند پس می‌توان از شاخص‌های رنگی برای طبقه‌بندی و شناسایی روغن‌ها استفاده کرد (شکل1).

نتایج طبقه‌بندی

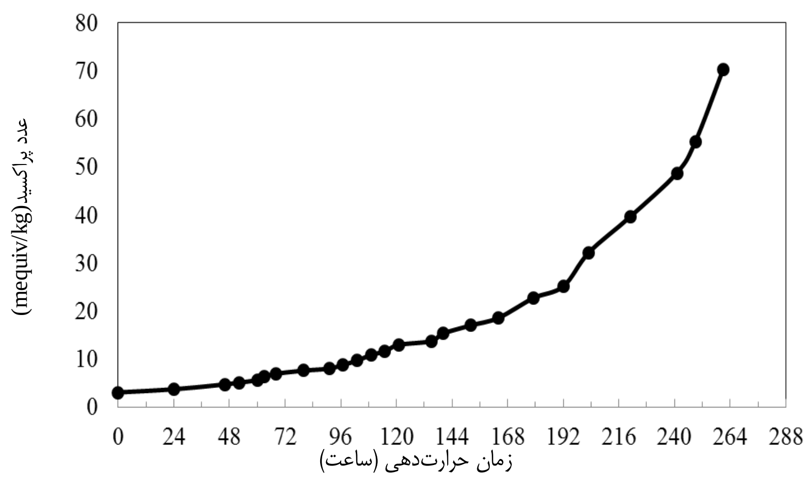
با توجه به قابلیت‌های خاص هر یک از ویژگی‌ها رنگی استخراج‌شده تصمیم گرفته شد که از ترکیب همه آن‌ها در تحلیل و طبقه‌بندی روغن‌ها (زیتون، کنجد، سویا، کانولا و آفتابگردان) استفاده شود. در این مطالعه سه ویژگی فضای رنگی L*a*b* از 231 عدد تصویر گرفته‌شده (77 تصویر قبل از حرارت‌دهی و 154 تصویر بعد از حرارت‌دهی) استخراج گردید و از این ویژگی‌ها به‌عنوان ورودی در طبقه‌بندی استفاده شد، 7 طبقه‌بندی توسط تحلیل تفکیک خطی و یک طبقه‌بندی توسط تحلیل مؤلفه اصلی برای یافتن بهترین کلاس‌بندی روغن‌های گیاهی خوراکی و تشخیص سالم و تند بودن آن‌ها انجام شد.

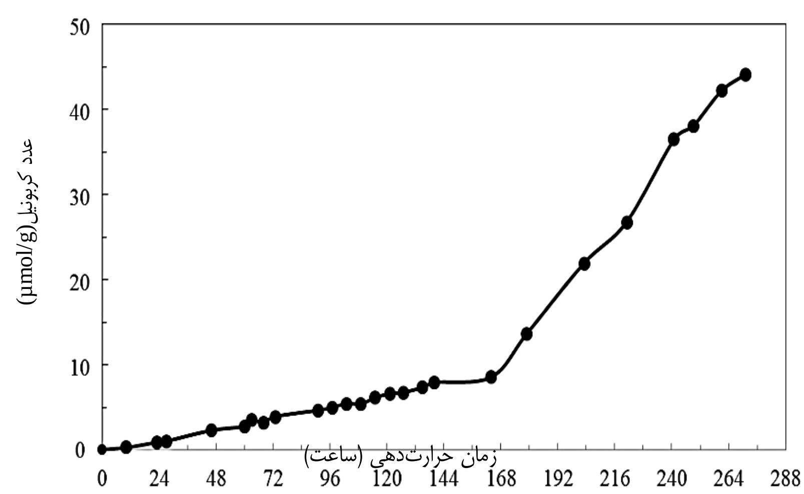
نتایج مربوط به طبقه‌بندی هر روغن به‌تنهایی با توجه به سالم و فاسد بودن آن نشان داده که این 5 روغن با درصد تفکیک‌پذیری بالایی 100% در هر دو نقطه دور ریز مربوط به اکسایش اولیه و ثانویه از یکدیگر مجزا شدند. نتایج طبقه‌بندی پنج نوع روغن سالم با یکدیگر نشان داد که این 5 روغن با دقت 100% از یکدیگر مجزا شدند و

همین‌طور نتایج طبقه‌بندی این پنج نوع روغن که در حالت تندشده با توجه به نقطه پراکسید و کربونیل بودند نشان‌دهنده این بود که در این حالت با دقت به‌ترتیب 99% و 98% و همچنین حساسیت 89/34 و 88/34% و ویژگی 99/85% و 99/12% از یکدیگر مجزا شدند. مقایسه نتایج نشان داد که تفکیک‌پذیری بین دو نوع روغن مختلف 100% است و تنها تفکیک بین یک نوع روغن در حالت‌های تند و سالم منجر به کاهش دقت به تقریباً 97% شده است.

درنهایت برای بررسی کلی و هم‌زمان نمونه‌های روغن به‌منظور دست‌یابی به مدلی کارآمدتر در بررسی تمام انواع روغن‌های مورد مطالعه شامل پنج نوع روغن (زیتون، کنجد، سویا، کانولا و آفتابگردان) و در هر دو حالت سالم و تندشده از دو طبقه بند LDA و PCA انجام شد.

در این مرحله با توجه به نتایج بالا تمامی پنج نوع روغن در هر دو حالت سالم و تندشده توسط طبقه‌بند LDA بررسی شدند. نتایج حاصل از این بررسی را می‌توان در جدول (3) مشاهده کرد که میانگین دقت طبقه‌بندی 98%، حساسیت87/047% و ویژگی 98/99% برای طبقه‌بندی بر اساس نقطه دور ریز PV و 96% 82/61مم‌ربوط طبقه‌بندی بر اساس نقطه دور ریز CV به‌دست‌آمده است.





شکل 2- روند تغییرات عدد پراکسید (mequiv/kg) و عدد کربونیل (µmol/g) روغن سویا طی فرآیند حرارت

جدول 2- شاخص‌های رنگی و شاخص‌های شیمیایی، عدد پراکسید (mequiv/kg) و عدد کربونیل (µmol/g) تمام روغن‌ها قبل و بعد از حرارت‌دهی در دمای 80°C (± انحراف معیار)

نوع روغن	عدد پراکسید [a]	دوره القا پراکسید (ساعت)	L*	a*	*	عدد کربونیل [a]	دوره القا کربونیل (ساعت)	L*	a*	b*
زیتون	1/93±0/39		478/501	-103/113	36/546	2/78±0/43		478/501	-103/113	36/546
کنجد	2/08±0/17		466/823	-128/171	128/324	2/83±0/30		466/823	-128/171	128/324
آفتابگردان	2/17±0/28		482/328	-97/116	-4/986	0/39±0/85		482/328	-97/116	-4/986
سویا	1/87±0/26		475/008	-129/009	116/658	0/136±0/59		475/008	-129/009	116/658
کانولا	1/63±0/049		472/524	-128/428	121/451	3/14±0/23		472/524	-128/428	121/451
زیتون تندشده	31/54±0/53	105/31	466/274	-116/506	126/536	23/27±0/91	139/68	488/673	-85/581	-45/03
کنجد تندشده	16/43±0/38	221/24	441/125	-99/854	324/512	19/73±0/17	261/31	471/368	-128/327	127/99
آفتابگردان تندشده	12/13±0/16	203/57	460/657	-105/395	22/687	18/82±0/26	243/82	481/687	-103/021	24/367
سویا تندشده	13/67±0/54	157/29	449/934	-127/965	161/857	16/81±0/31	169/26	459/675	-129/66	167/306
کانولا تندشده	8/63±0/049	198/16	445/934	-103/965	101/857	18/64±0/51	215/31	494/895	-85/597	-46/004

[a] اعداد به‌صورت میانگین± انحراف معیار سه تکرار گزارش‌شده‌اند.

جدول 3- مقایسه نتایج طبقه‌بندی پنج روغن مختلف شامل سویا، آفتاب‌گردان، کانولا، کنجد و زیتون با استفاده از روش تحلیل تفکیک خطی به تفکیک سالم و تند در هر دو اکسایش برحسب معیارهای ارزیابی حساسیت، ویژگی و دقت (٪)

نوع روغن	پراکسید LDA			کربونیل LDA		
	حساسیت	ویژگی	دقت	حساسیت	ویژگی	دقت
زیتون سالم	85	98/50	96/75	65	98/51	94/15
کنجد سالم	100	100	100	94/44	99/26	98/70
آفتابگردان سالم	86/67	100	98/70	81/25	98/55	96/75
سویا سالم	85/71	99/32	98/70	85/71	99/32	98/70
کانولا سالم	93/33	99/28	98/70	80	97/12	95/45
زیتون تندشده	90	98/50	97/40	90	99/25	98/05
کنجد تندشده	85	99/25	97/40	85	98/50	96/75
آفتابگردان تندشده	86/67	97/84	96/75	86/67	97/84	96/75
سویا تندشده	71/43	97/96	96/75	71/43	95/33	94/26
کانولا تندشده	86/67	99/28	98/05	86/67	99/28	98/05
جمع	87/047	98/99	97/92	82/61	98/39	96/76

نتایج طبقه‌بندی پنج روغن مختلف (سویا، آفتاب‌گردان، کانولا، کنجد و زیتون) با استفاده از روش تحلیل تفکیک خطی در هر دو اکسایش برحسب معیار ارزیابی دقت و برای هر مولفه رنگی (L*، a* و b*) در جدول 4 قابل مشاهده است. تفکیک‌پذیری کلاس‌ها با هر مولفه رنگی به تنهایی نشان داد که تغییرات شاخص رنگی b* نسبت به دو شاخص دیگر تا حدی بهتر عمل می‌کند. نتایج تجربی نشان داد که تغییرات رنگ روغن‌های مختلف متفاوت است و در برخی این تغییر رنگ در نقطه دور ریز جزئی می‌باشد مثل روغن‌های سویا، کانولا و آفتابگردان. شکل 1 شاخص‌های L* و a* دقت بالای این تفکیک‌پذیری را توسط تحلیل تفکیک خطی نشان می‌دهد که حتی جزئی‌ترین تغییرات رنگ در روغن توسط این طبقه‌بند قابل تشخیص است و به کمک آن می‌توان نقطه دقیق تند شدن (فساد) روغن را

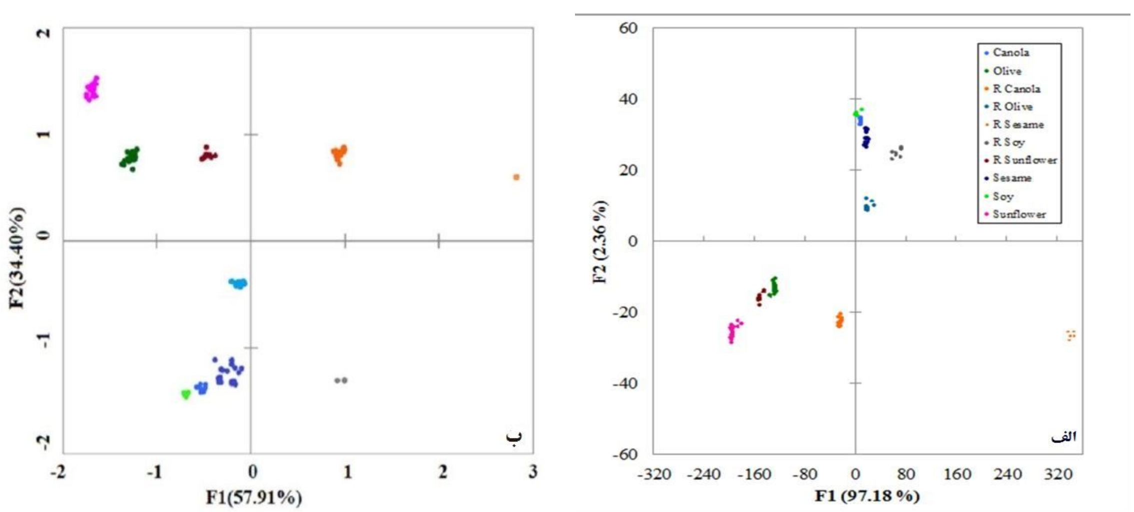
حتی با تغییر جزئی رنگ تشخیص داد.

جدول 4- مقایسه نتایج طبقه‌بندی پنج روغن مختلف شامل سویا، آفتاب‌گردان، کانولا، کنجد و زیتون با استفاده از روش تحلیل تفکیک خطی به تفکیک سالم و تند در هر دو اکسایش برحسب معیار ارزیابی دقت (٪)

نوع روغن	LDA پراکسید			LDA کربونیل		
	دقت٪					
	$b*$	$a*$	$L*$	$b*$	$a*$	$L*$
زیتون سالم	98/34	96/67	94/91	95/53	95/74	94/97
کنجد سالم	99/86	97/69	98/18	98/6	98/63	97/58
آفتابگردان سالم	97/54	98/73	97/62	96/59	96/62	96/54
سویا سالم	98/68	96/77	97/67	97/54	96/53	96/62
کانولا سالم	98/83	97/76	96/79	95/55	96/56	95/49
زیتون تندشده	98/63	97/69	97/78	98/43	97/46	96/68
کنجد تندشده	98/96	96/89	96/73	96/81	97/85	95/73
آفتابگردان تندشده	97/78	95/53	95/44	94/82	96/78	94/71
سویا تندشده	98/93	98/87	97/76	97/93	96/89	97/06
کانولا تندشده	98/73	97/38	98/37	97/25	97/47	96/83
جمع	98/63	97/39	97/13	96/90	95/82	96/22

شکل (3 الف) نمودار حاصل از طبقه‌بندی هر گروه روغن به روش تحلیل تفکیک خطی است محورهای افقی و عمودی نشان‌دهنده ضرایب عددی هرکدام از گروه‌ها می‌باشند که طبقه‌بندی گروه‌ها را بر اساس توابع خطی برای پیش‌بینی هر کلاس با توجه به ویژگی‌های ورودی نشان می‌دهد. همان‌طور که قابل‌مشاهده است در ضریب تابع خطی F1 کمترین همپوشانی بین کلاس‌ها مشاهده می‌شود به همین صورت در شکل (3 ب) که مربوط به نمودار حاصل از طبقه‌بندی هر گروه روغن به روش تحلیل مؤلفه اصلی می‌باشد نیز ضریب تابع خطی F1 کمترین همپوشانی بین کلاس‌ها را داراست.

همان‌طور که در شکل 3 قابل‌مشاهده است LDA تفکیک‌پذیری بهتری بین نمونه‌های روغن نسبت به PCA انجام داده است و بررسی گروه‌ها بر محور F1 کمترین همپوشانی بین کلاس‌ها دیده می‌شود که احتمالاً به این دلیل است که در LDA، تفاوت کلاس‌ها مدل‌سازی می‌شود درحالی‌که در تحلیل مؤلفه‌های اصلی تفاوت کلاس‌ها نادیده گرفته می‌شود.



شکل 3- الف. نمودار حاصل از طبقه‌بندی هر گروه روغن به روش تحلیل تفکیک خطی با توجه به نقطه دور ریزPV . محورهای افقی و عمودی نشان‌دهنده‌ی ضرایب تابع خطی حاصل از مدل طبقه‌بند پیش‌بینی‌کننده، ب. نمودار حاصل از طبقه‌بندی هر گروه روغن به روش تحلیل مؤلفه اصلی

با توجه به نقطه دور ریز PV. محورهای افقی و عمودی نشان‌دهنده ضرایب تابع خطی حاصل از مدل طبقه بند پیش‌بینی کننده.

این مطالعه سعی یک روش مناسب با کمترین خطا برای کاهش آزمایش‌های شیمیایی پرهزینه و زمان‌بر و خودکار کردن سامانه‌های کنترل کیفی بود. هدف ما ارائه مدلی برای طبقه‌بندی روغن‌های گیاهی خوراکی و تشخیص سالم و تند بودن این روغن‌ها از یکدیگر به کمک روش تحلیل تفکیک خطی بود. با استخراج ویژگی‌های رنگی و با استفاده از این ویژگی‌ها اگرچه موفقیت‌های نسبی برای طبقه‌بندی به دست آمد ولی بهترین دقت مدل طبقه‌بندی با استفاده از تنها یک فضای رنگی این هدف را محقق ساخت. بررسی نتایج نشان داد که هرچند طبقه‌بندی هر روغن به‌تنهایی بیشترین دقت و نتایج بررسی چندین نوع روغن متفاوت دقت کمتری داشت اما در عمل نتایج این طبقه‌بندی با توجه به گستره رنگی متنوع روغن‌های گیاهی در حد قابل‌قبول بود و طبقه بند تحلیل تفکیک خطی نسبت به طبقه بند تحلیل مؤلفه اصلی در این مطالعه موفق‌تر عمل کرد. انتظار می‌رود از نتایج این تحقیق در طبقه‌بندی روغن‌های گیاهی خوراکی و بررسی نقطه دورریز آن‌ها به‌منظور خودکار کردن سامانه‌های کنترل کیفی و کاهش آزمایش‌های شیمیایی پرهزینه و زمان‌بر استفاده شود.

منابع

Abdi, H., 2007, Discriminant correspondence analysis. In: N.J. Salkind (Ed.): Encyclopedia of Measurement and Statistic, Thousand Oaks (CA): Sage. pp. 270–275.

Antonelli A., Cocchi, M. Fava, P.Foca, G. Franchini, G. C. Manzini. D. & Ulrici., A. 2004, Automated evaluation of food colour by means of multivariate image analysis coupled to a wavelet-based classification algorithm. *Analytica Chimica Acta.*, 515, 3–13.

Belbin, A.A., 1993, Color in oils. Inform. 4, 648–654.

Chiavaro, E. Vittadini, E. Rodriguez-Estrada, M.T. Cerretani, L. Bendini, A., 2008, Differential scanning calorimeter application to the detectionof refined hazelnut oil in extra virgin olive oil. *J. Food Chem.*, 110, 248–256.

Dalen, G., 2004, Determination of the size distribution and percentage of broken kernels of rice using flatbed scanning and image analysis. *Food Res. Int.*, 37, 51–58.

Diniz, P.H.G.D. Dantas, H.V. Melo, K.D.T Barbosa, M.F. Harding, D.P. Nascimento, E.C.L. Pistonesi, M.F. Band, B.S.F. Araújo, M.C.U., 2012, Using a simple digital camera and SPALDA modeling to screen teas. *Anal. Methods.*, 4, 2648–2652.

Du, C. J. & Sun. D. W., 2005, Pizza sauce spread classification using colour vision and support vector machines. *J. Food Engineering.*, 66, 137-145.

Endo, Y., Li, C.M., Tagiri-Endo, M., & Fugimoto, K., 2001, A modified method for the estimation of total carbonyl compounds in heated and frying oils using 2-propanol as a solvent. *J. the American Oil Chemists' Society.*, 10, 1021–1024.

Farhoosh, R., Hoseini, S.Z., 2013, Evolution of Oxidative Values during Kinetic Studies on Olive Oil Oxidation in the Rancimat Test. *J. the American Oil Chemists' Society.*, 10.1007/s11746-013-2368-z.

Farhoosh, R., Niazmand, R., Rezaei, M., Sarabi, M. (2008). Kinetic parameter determination of vegetable oil oxidation under Rancimat test conditions. *European J. of Lipid Science and Technology.* 110, 587–592.

Fengxia, S., & Zhanming, Z.h., 2001, Determination of oil color by image analysis. *J. the American Oil Chemists' Society.* 78, 749–752.

Fojlaley, M. Ahmadi Moghadam, P. Amani nia. S., 2012, Tomato Classification and Sorting with machine vision using SVM, MLP, & LVQ. *Intl J Agri Crop Sci.*, 4, 1083-1088.

Frankel, E.N., 1998, Lipid Oxidation. The Oily Press LTD. Dundee, Scotland.

Godinho, M.S. Pereira, R.O. Ribeiro, K.O. Schimidt, F. de Oliveira, A.E. de Oliveira, S.B., 2008, Carbonated soft drink classification based on image analysis and PCA. *Quím. Nova*. 31, 1485–1489.

Gomez-Alonso, S. et al., 2004, Oxidation kinetics in olive oil triacylglycerols under accelerated shelf-life testing (25–75 oC). *European J. Lipid Science and Technology.* 106, 369–375.

Hras, A.R., Hadolin, M., Knez, Z., Bauman, D., 2000, Comparison of antioxidative and synergistic effects of rosemary extract with a-tocopherol, ascorbyl palmitateand citric acid in sunflower oil. *J. Food Chem.*, 71, 229–233.

Kit, L.Y. & Spyridon, P.E., 2004, A digital imaging method for measuring and analyzing color of surfaces. *J. Food Engineering*. 61, 137–142.

Kong, F. Tan, J., 2012, DietCam: Automatic dietary assessment with mobile camera phones. *Pervasive Mob. Comput.* 8, 147–163.

Martinez, A. M., & Kak, A. C., 2001, PCA versus LDA. *IEEE TPAMI.*, 23, 288- 233.

Matalgyto, F.S. & Al-Khalifa, A.S., 1998, Effect of microwave oven heating on stability of some oil and fats. *Arab Gulf J. Scientific Research*. 16, 21–40.

Mendoza, F. Dejmek, P. Aguilera, J.M., 2007, Color and image texture analysis in classification of commercial potato chips. *Food Res. Int.*, 40, 1146–1154.

Mery, D. & Pedreschi., F. 2005, Segmentation of colour food images using a robust algorithm. *J. Food Engineering*., 66, 353-360.

Milanez K. D. T. M., Pontes, M. J. C., 2014, Classification of edible vegetable oil using digital image and pattern recognition techniques. *Microchemical Journal*. 113, 10–16

Mohebbi, M., Akbarzadeh-T, MR, Shahidi, F., Moussavi, M., Ghoddusi, HB. 2009, Computer vision systems (CVS) for moisture content estimation in dehydrated shrimp. *Computers and Electronics in Agriculture*. 69, 128-134.

Perriere, G. & Thioulouse, J., 2003, Use of Correspondence Discriminant Analysis to predict the subcellular location of bacterial proteins, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*., 70, 99–105.

Shantha, N.C., & Decker E.A., 1994, Rapid, sensitive, iron-based spectrophotometric methods for determination of peroxide values of food lipids. *J. the American Oil Chemists' Society*. 77, 421–424.

Tanska, M., D. Rotkiewicz, Kozirok, W. & Konopka. I., 2005, Measurement of the geometrical features and surface color of rapeseeds using digital image analysis. *Food Research International*. 38, 741-750.

Technical Services Department hunter Associates Laboratory Inc., 2001, Application Note, 13, 1-4.

Tôrres, A.R. Lyra, W.S. Andrade, S.I.E. Andrade, R.A.N. Silva E.C., Araújo, M.C.U. Gaião, E.N., 2011, A digital image-based method for determining of total acidity in red wines using acid–base titration without indicator. *Talanta*. 84, 601–606.

Vlachos, N. Skopelitis, Y. Psaroudaki, M. Konstantinidou, V. Chatzilazarou, A. Tegou, E., 2006, Applications of Fourier transform-infrared spectroscopy to edible oils. *Analytica Chimica Acta*., 573–574:459–465.

Zhang, B., W. Huang, JiangboLi, C. Zhao, S. Fan, J. Wu. Liu., 2014, Principles, developments and applications of computer vision for external quality inspection of fruits and vegetables: A review. *Food Research International*. 62, 326-343.

Zhang, J., Sokhansanj, S. Wu, S. Fang, R. Yang, W. & Winter. P., 1998, A transformation technique from RGB signals to the Munsell system for color analysis of tobacco leaves. *Computers and Eelectronics in Agriculture*. 19, 155–166.

Zhou, T., A. D. Harrison, R. McKellar, J.C. Young, Odumeru, J. & Piyasena., P. 2004, Determination of acceptability and shelf life of ready-to-use lettuce by digital image analysis. *Food Research International*. 37, 875–881.

Iranian Food Science and Technology Research Journal
Vol. 14, No. 4, Oct- Nov 2018, p. 503-516

نشریه پژوهشهای علوم و صنایع غذایی ایران
جلد 14، شماره 4، مهر- آبان 1397، ص. 516-503

Application of digital imaging analysis and pattern recognition in edible oils classification by using color changes during primary and secondary oxidation process

O Azimi[1], R. Farhoosh[2], M. Mohebbi[2*], M. Saadatmand-Tarzjan[3]

Received: 2017.03.18
Accepted: 2017.12.19

Introduction: Discerning the expiration status (rancid and non-rancid) of edible vegetable oils is very significant because of hazardous primary and secondary oxidation products. Oils are a nutritious and valuable food source which play an important role not only in supplying energy but also in sustaining a health. Edible vegetable oils such as soya, sunflower, canola, sesame and olive, bring essential nutrient components for human being such as vitamins, fatty acids, and micronutrients, which are necessary for daily life. Lipid oxidation in vegetable oils is associated with unsaturation of the oils. This reaction leads to the formation of a series of intermediate compounds named hydroperoxides. Hydroperoxides are the primary oxidation products of lipid oxidation. Due to the unstable nature of these primary products which leads to their decomposition and turning into secondary oxidation products, such as carbonyl compounds occur soon.

The use of expired edible oils leads to a decrease in the nutrition value and an increase in potential hazards to people's health, so monitoring the quality and security of edible oils is important. Based on the reports and experimental observation the oil color changed during oxidation. Therefore, it is of utmost importance to find new and fast methods for detecting the quality of oils. Computer vision in food sciences is an affordable technology and is extensively used. The aim of this study was to introduce a simple and feasible method for classifying edible vegetable oils (soya, sunflower, canola, sesame and olive) and also for distinguishing their quality in terms of rancidity. In order to achieve this, multivariate statistical methods based on their rejection point of primary and secondary oxidation products was implemented.

Materials and methods: Digital camera and unsupervised multivariate statistical techniques such as linear discriminant analysis (LDA) and principal component analysis (PCA) were used for pattern recognition and classification. In this study, the physicochemical characterization of 77 oil samples includes their peroxide and carbonyl values were evaluated at 80 ◦C. The color indices L*a*b* were used for this classification. The space that was built for imaging was 120cm ×90cm ×90cm with dark walls to isolate the samples from external light. The compartment has a camera (Canon model, EOS 1000D), which was connected to computer by USB port. The illumination of the compartment was performed by using eight fluorescent lamps with 8 W (white color), the lamps were placed at a distance of 20 cm from the samples. The illustration was performed by Zoombrower EX 0.5, the other characteristics of the camera for imaging were as follow: flash (off), zoom (on), Iso speed (100), Aperture priority (F / 20) and Shutter speed (0.6 Sec). The illumination condition at compartment for each sample was the same. Image color analysis was performed using the Image j (Version: 1.4.3.67) software to convert images from R*G*B color space to L*a*b. The recorded images contained 24-bit (16.7 million colors) and 3888 pixels × 2592 pixels spatial resolution and were stored in JPEG format (jpg). A specific region at the center of each image was selected for converting R*G*B to L*a*b. In this study, three components of color space L*a*b* were extracted from 231 images samples (77 images of different types of oil before heating, 77 images at the rejection point based on peroxide value and 77 images on the rejection point based on carbonyl value). The extracted color values were used for linear discriminant analysis classification and principal component analysis. The classification was performed using MATLAB (R2013) software

1. Department of Food Science and Technology, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, International Campus, Mashhad, Iran.
2. Department of Food Science and Technology, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.
3. Department of Electrical Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Mashhad, Iran.
(*Corresponding Author Email: mohebbatm@gmail.com)

Results & Discussion: The comparison of the results of the linear discriminant analysis showed that distinguishability between the two types of different oils was 100% and only the distinguishing of one oil type in rancid and non-rancid state resulted in a decrease in accuracy to 97%. Also the overall and simultaneous analysis of oil samples in both states (rancid and non-rancid) by the two classifiers of LDA and PCA showed that the classification of each oil individually has the highest accuracy (100%) and the results of the studying several different oils showed a decreased accuracy (98% and 96%). However, in practice, the result of this classification given the diverse colour range of vegetable oils, is acceptable in terms of accuracy and the linear discriminant analysis classifier acted more successfully compared to principal component analysis classifier by about 40%.

Key words: L*a*b* color space, Principal component analysis, Linear discriminant analysis, Oxidation.